第40卷 第7期
2023年7月

干 旱 区 研 究
ARID ZONE RESEARCH

Vol. 40 No. 7
Jul. 2023

WQSRTP方法在甘肃省高低温客观预报中的应用

王基鑫[1]， 黎 倩[1]， 栗 晗[2]， 张君霞[1]， 刘新雨[3]

（1. 兰州中心气象台，甘肃 兰州 730000；2. 河南省气象台，河南 郑州 450003；
3. 酒泉市气象局，甘肃 酒泉 735000）

摘 要：基于ECMWF细网格数值预报产品和国家级考核站气温观测数据，采用加权准对称滑动训练期方法（WQSRTP）生成甘肃省智能网格最高（低）客观产品，检验该产品的预报效果，将其与中国气象局智能网格指导预报产品（SCMOC）、甘肃省城镇网格预报产品（SPCC）进行对比。结果表明：WQSRTP订正方法能够显著改善ECMWF细网格数值模式24 h最高（低）气温的预报能力，24 h最高、最低气温预报准确率分别提升了32.16%、15.48%；WQSRTP订正产品相对于SCMOC、SPCC和ECMWF最高（低）气温产品均为正订正技巧，且最高气温订正能力优于最低气温订正能力。空间误差检验来看，WQSRTP订正方法可有效提升祁连山区和甘岷山区等地形复杂地区的最高（低）气温预报准确率，显著降低了平均绝对误差。

关键词：高低温预报；订正技巧；准确率；甘肃

气温预报是精细化预报产品的重要组成部分，是政府和公众重点关注预报要素之一，提高气温的精细化预报水平是很多行业对精细化天气预报服务的需求[1]。智能网格预报业务则在现代气象业务精细化天气预报服务的要求下应运而生，客观定量化是其显著特点[2-3]。中国气象局《气象预报业务发展规划（2021—2025年）》指出气象预报业务要始终瞄准提高预报准确率这一核心目标。因此，智能网格预报产品在实现高时空分辨率时，预报准确率的提高同样重要。提高智能网格预报产品准确率一方面取决于数值预报模式的发展，另一方面取决于对数值预报模式产品释用技术的研发。在数值天气预报能力稳定的情况下，深入开展模式产品释用技术的研发是提高预报准确率的有效途径。

近年来，众多学者在气温数值模式预报产品释用方面进行了诸多探索。为了消除模式预报的系统偏差，学者们提出模式输出统计（Model Output Statistics，MOS）方法[4-5]、卡尔曼滤波方法[6-7]、小波分析方法[8-9]、机器学习方法[10-12]等多种方法对数值模式预报偏差进行订正，以提高预报结果的准确性，并在实际预报业务中得到了很好的应用。利用MOS方法降低模式24 h最高、最低气温预报误差是模式后处理的重要研究方向之一。MOS方法是利用数值预报产品，通过统计方法建立预报量和预报因子之间的数学关系，其考虑了数值模式的偏差和不确定性[13]。不同学者对MOS方法在不同地区气温订正中的适用性进行了研究，如针对陕西省日最高、最低气温的客观订正方法研究发现一元线性回归算法对日最高气温订正效果较好，递减平均算法则对日最低气温订正效果较好[14]，准滑动训练期MOS订正方法可有效提高山东省日最高、最低气温的预报准确率，偏差滑动订正算法96 h内对鲁中山区和国家级考核站点具有较好订正效果[15]，在江西省，滑动双权重平均订正法可以有效订正模式误差，提升预报准确率，而空间误差逐步订正方法可弥补季节过渡期间滑动双权重平均订正法预报质量不稳定的缺陷[16]。另外，部分学者针对数值模式误差特征提出了有效提升气温准确率的方法，如，蔡凝昊等[17]将数值模式预报的最高、最低气温的历史平均误差、初值场误差以及卡尔曼滤波反演误差

收稿日期：2023-03-24； **修订日期：**2023-05-19
基金项目：甘肃省青年科技基金计划（21JR7RA704）；甘肃省气象局创新团队项目（GXQXCXTD-2020-01）；国家自然科学基金青年基金（42205083）；中国气象局复盘总结专项（FPZJ2023-136）；河南省气象局重点项目（KZ202101）
作者简介：王基鑫（1990-），男，硕士研究生，主要从事数值预报释用技术研发. E-mail: wangjix2015@163.com
通讯作者：栗晗. E-mail: hanli_1005@163.com

纳入订正方法发现预报准确率明显提高,且优于中央气象台指导产品和预报员主观订正的城镇网格预报产品。刘新伟等[8-9]利用小波分析方法将数值模式预报误差纳入对中央气象台指导产品的订正中,有效提升了甘肃省最高、最低气温准确率。为了有效改进MOS订正方法,学者针对气温订正中的最优训练期也进行了探讨,例如吴启树等[18]、何珊珊等[19]通过设计MOS不同训练期对比方案发现,最高、最低气温的最佳训练日数为30 d,采用2 a准对称混合滑动训练期能获得更好订正结果。近年来,随着我国多源融合实况产品的发展[20],以多源融合实况产品为背景场的智能网格气温订正方法研究取得了较好的订正效果。曾晓青等[21]以多元融合气温格点产品为实况,采用8种不同误差回归订正方案,对ECMWF模式2 m气温预报产品进行订正,结果表明短期预报中滑动误差回归方法最优。

甘肃省地形地貌复杂,气候地域差异显著,数值模式气温预报产品偏差较大,使得气温预报难度大,预报准确率较低[22-24]。为了满足智能网格业务需要,兰州中心气象台近年针对性的研发了气温客观订正技术,改善了模式预报效果,但地形相对复杂地区预报准确率较低,仍不能满足实际预报业务需求。为此,本文利用加权准对称滑动训练期方法(Weighted Quasi-symmetric Running Training Period method,WQSRTP),对业务中常用的ECMWF高低温预报产品进行订正,以期为复杂地形下的智能网格气温预报业务提供一定的技术支撑,并进一步提升甘肃省高低温预报服务能力,夯实客观预报替代主观预报的基础。

1 数据与方法

1.1 数据来源和处理

实况气温选用甘肃省340个国家级考核站(图1)的逐日地面2 m最高和最低气温观测资料。数值预报资料选用中国气象局智能网格指导预报产品(SCMOC)和甘肃省城镇网格预报产品(SPCC)的逐24 h最高、最低格点气温预报产品,水平分辨率均为0.05°×0.05°,每日08:00、20:00(北京时,下同)起报,预报时效为0~240 h,欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-range Weather Forecasts,ECMWF)逐6 h最高、最低格点气温预报产品,

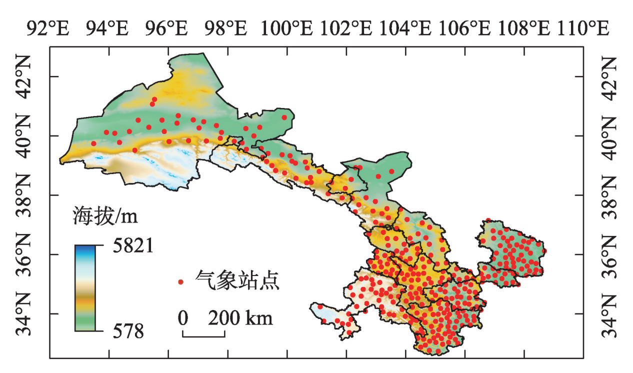


图1 甘肃省国家级考核站分布

Fig. 1 Distribution of national meteorological assessment stations in Gansu

水平分辨率0.125°×0.125°,每日08:00、20:00起报,预报时效为0~24 h。

通过取24 h极值的方法,将ECMWF逐6 h最高、最低气温预报产品处理为逐24 h最高、最低气温预报产品。预报产品为每日20:00起报72 h内逐24 h的最高、最低气温产品。训练样本为2018年9月1日至2019年8月31日ECMWF逐24 h最高、最低气温预报产品及24 h最高、最低气温观测资料,检验样本采用2019年9月1日至2020年8月31日的模式预报和实况资料,采用邻域法将网格预报产品插值到站点,即选取离站点最近的网格点作为站点预报,若存在多个距离相等网格点时,取东北角网格点[9]。

1.2 研究方法

1.2.1 *WQSRTP方法* 采用WQSRTP方法中训练期采用准对称滑动训练期[18],逐次滑动分别选取当年预报日之前30日和前一年预报日之后30日每日预报资料与对应实况资料作为训练样本数据,基于加权线性回归的方法逐站点建立24 h最高、最低气温的预报模型。利用加权线性回归的方法,对t时效的ECMWF预报值与t时效的观测实况进行加权线性回归建模(公式1),得到加权线性回归模型,根据模型进行预报,得到订正结果。

$$Y'_t = aY_t + b \tag{1}$$

式中:Y'_t为t时效的订正值(℃);Y_t为t时效的模式预报值(℃);a为回归系数;b为常数项(℃)。利用准滑动训练期内不同时效的预报值和观测实况值,利用最小二乘法拟合得到a、b,即目标函数值最小(公式2)。

$$J(a,\ b)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}w_i\left(Y'_i-aY_i-b\right)^2 \quad (2)$$

式中：w_i 为第 i 个加权系数，根据样本日期距离预报日及同期预报日的远近确定，对于距离预报日或同期预报日较近的样本给予更高的权重，反之亦然，权重分布如图2所示。

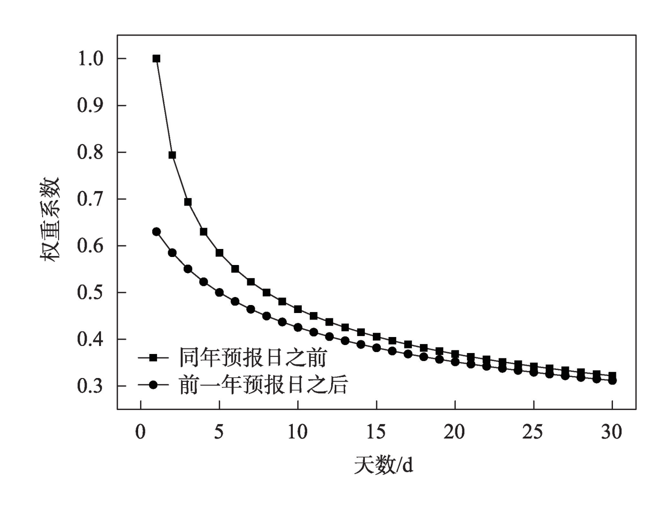


图2 权重分布

Fig. 2 Sample weight distribution

1.2.2 检验方法

（1）预报准确率

$$Fa=\frac{Na}{Nt}\times 100\% \quad (3)$$

式中：Fa 为气温预报值与实况误差不超过2 ℃的百分率；Na 为不超过2 ℃的样本数，即预报准确的样本数；Nt 为预报总样本数。

（2）均方根误差和平均绝对误差

$$\mathrm{RMSE}=\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(O_i-P_i\right)^2\right]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|O_i-P_i\right| \quad (5)$$

式中：RMSE为均方根误差；MAE为平均绝对误差；N 为预报次数；O_i 是第 i 个站点的实况观测值；P_i 是第 i 个站点的预测值。

（3）预报技巧

$$Fss=\frac{T_{\mathrm{mean}}-T_{\mathrm{meanf}}}{T_{\mathrm{mean}}}\times 100\% \quad (6)$$

式中：Fss 为预报技巧评分；T_{mean} 为SCMOC、SPCC或ECMWF的最高、最低气温的平均绝对误差；T_{meanf} 为WQSRTP最高、最低气温的平均绝对误差。

2 结果与分析

2.1 考核站检验结果

将2019年9月1日至2020年8月31日的ECMWF逐24 h网格最高、最低气温预报产品插值到站点，并利用WQSRTP方法逐站点订正最高、最低气温，得到各站点最高、最低气温订正产品。对比分析上述时间段内SCMOC、SPCC、ECMWF与WQSRTP四种产品不同预报时效内（24 h、48 h、72 h）对340个国家级考核站最高、最低气温预报结果。

四种预报产品对340个国家级考核站最高、最低气温均有一定的预报能力（表1），随着预报时效

表1 四种预报产品不同预报时效的最高、最低气温的准确率、MAE和RMSE

Tab. 1 Forecast accuracy, MAE and RMSE of maximum and minimum temperature in different forecasting times of four forecasting products

预报时效/h	预报产品	最高气温			最低气温		
		准确率/%	MAE/℃	RMSE/℃	准确率/%	MAE/℃	RMSE/℃
24	SCMOC	52.64	2.50	3.36	54.61	2.29	2.99
	SPCC	47.24	2.87	3.78	55.86	2.27	2.99
	ECMWF	40.60	3.31	4.26	53.89	2.42	3.19
	WQSRTP	72.76	1.53	1.99	69.37	1.62	2.10
48	SCMOC	49.86	2.62	3.48	52.95	2.36	3.06
	SPCC	45.85	2.91	3.80	53.72	2.35	3.07
	ECMWF	40.53	3.30	4.26	53.46	2.45	3.22
	WQSRTP	69.83	1.59	2.07	65.47	1.74	2.25
72	SCMOC	47.22	2.74	3.59	51.47	2.42	3.12
	SPCC	45.24	2.95	3.87	51.83	2.42	3.14
	ECMWF	26.10	4.67	5.74	38.12	3.32	4.20
	WQSRTP	65.74	1.73	2.29	62.94	1.81	2.33

的延长，预报准确率逐渐降低，RMSE和MAE逐渐增大；WQSRTP订正产品的预报效果明显优于其他产品，最高气温预报准确率为65.74%~72.76%，24 h相较SCMOC、SPCC、ECMWF产品分别提高了20.12%、25.52%、32.16%，低温预报准确率为62.94%~69.37%，相较其他三种产品分别提高了14.76%、13.51%、15.48%，最高气温预报效果优于最低温度，而其他三种产品相反；WQSRTP订正产品不同预报时效的MAE均小于2 ℃，RMSE均小于2.4 ℃，明显低于其他三种预报产品，最高气温MAE和RMSE相较其他三种产品分别降低0.97 ℃、1.30 ℃，最低气温MAE和RMSE分别降低0.61 ℃、0.79 ℃以上；预报员主观订正的SPCC最高气温预报能力弱于SCMOC，而最低温预报能力强于SCMOC。

为了更直观了解WQSRTP订正产品的预报效果，表2给出了不同时效WQSRTP订正产品相对于SCMOC、SPCC和ECMWF三种产品的最高、最低气温预报订正技巧。可以看出，不同时效内，WQSRTP订正产品相对SCMOC、SPCC和ECMWF的最高、最低气温预报产品均为正订正技巧，表明WQSRTP订正产品相对其他三种最高、最低气温产品具有明显优势，且最高气温订正效果优于最低气温。随着预报时效的增加，最高气温订正技巧增高，最低气温订正技巧降低。不同时效内，WQSRTP订正产品相对于ECMWF最高、最低气温产品的订正技巧最高，分别为53.89%~62.88%和44.85%~47.20%。另外，WQSRTP订正产品相对于SCMOC和SPCC最高、最低气温产品，最高气温相对SPCC产品订正技巧稍高，为42.84%~43.65%，最低气温相对SCMOC产品订正技巧稍高，为24.33%~30.26%。

表2　不同预报时效WQSRTP订正产品的订正技巧

Tab. 2　Correction skills of maximum and minimum temperature of WQSRTP forecast products in different forecast times

预报时效/h	预报产品	最高气温订正技巧/%	最低气温订正技巧/%
24	SCMOC	40.62	30.26
	SPCC	43.65	28.65
	ECMWF	53.89	44.85
48	SCMOC	40.45	27.00
	SPCC	44.35	26.18
	ECMWF	50.61	41.12
72	SCMOC	36.23	25.48
	SPCC	42.84	24.33
	ECMWF	62.88	47.20

不同月份SCMOC、SPCC、ECMWF与WQSRTP最高、最低气温产品预报能力也不相同，为了更好的对比分析，图3给出了四种预报产品72 h内逐24 h最高、最低气温逐月平均预报准确率。不同预报时效内，WQSRTP订正的最高、最低气温产品的逐月平均预报准确率均高于其他三种产品，随预报时效的增加，气温预报准确率略下降。从24 h最高气温逐月预报准确率来看(图3a)，WQSRTP和SCMOC最高气温预报准确率月际变化相对不显著，SPCC和ECMWF最高气温准确率月际变化更为显著，WQSRTP订正产品和SCMOC产品最高气温预报准确率的最大值出现在3月，分别为80.04%和54.68%，最小值分别出现在11月和1月，预报准确率分别为68.72%和50.00%，SPCC和ECMWF最高气温预报准确率的最小值均在4月，预报准确率分别为36.64%和32.82%，最大值分别在12月和1月，相应的预报准确率分别为52.50%和44.67%。由24 h最低气温逐月预报准确率分布可知(图3b)，WQSRTP、SCMOC、SPCC、ECMWF的预报准确率月际变化显著，7—9月较高，分别为81.17%、62.89%、63.25%、61.09%，12月—次年2月较低，分别为55.44%、45.23%、45.83%、38.78%。对比图3a和3b发现，夏季最高气温预报准确率相对较高，冬季最低气温预报准确率相对较高。48 h和72 h最高、最低气温逐月预报准确率与24 h变化基本一致，随着预报时效延长预报准确率均下降。

图4给出了四种预报产品不同预报时效内的逐月MAE分布。不同预报时效内，WQSRTP订正产品最高、最低气温的MAE均最小，ECWMF最高、最低气温MAE最大。WQSRTP最低气温MAE高于最高气温MAE，而其他三种产品与之相反。随着预报时效的增加，几种预报产品的MAE也略有增加，对于最高气温，WQSRTP和SCMOC的MAE的月际变化相对不显著，SPCC和ECMWF相对显著，四种产品最低气温MAE月际变化较显著。从24 h最高气温和最低气温MAE逐月分布来看(图4a，图4b)，SCMOC、SPCC、ECMWF、WQSRTP最高气温MAE最小，分别为5月(2.4 ℃)、12月(2.4 ℃)、12月(2.7 ℃)、3月(1.3 ℃)，最低气温MAE最小分别为7月(1.9 ℃)、9月(1.9 ℃)、9月(1.9 ℃)、9月(1.2 ℃)，最低气温MAE相对较小。48 h、72 h四种产品的MAE分布与24 h基本一致，需指出的是72 h EC-

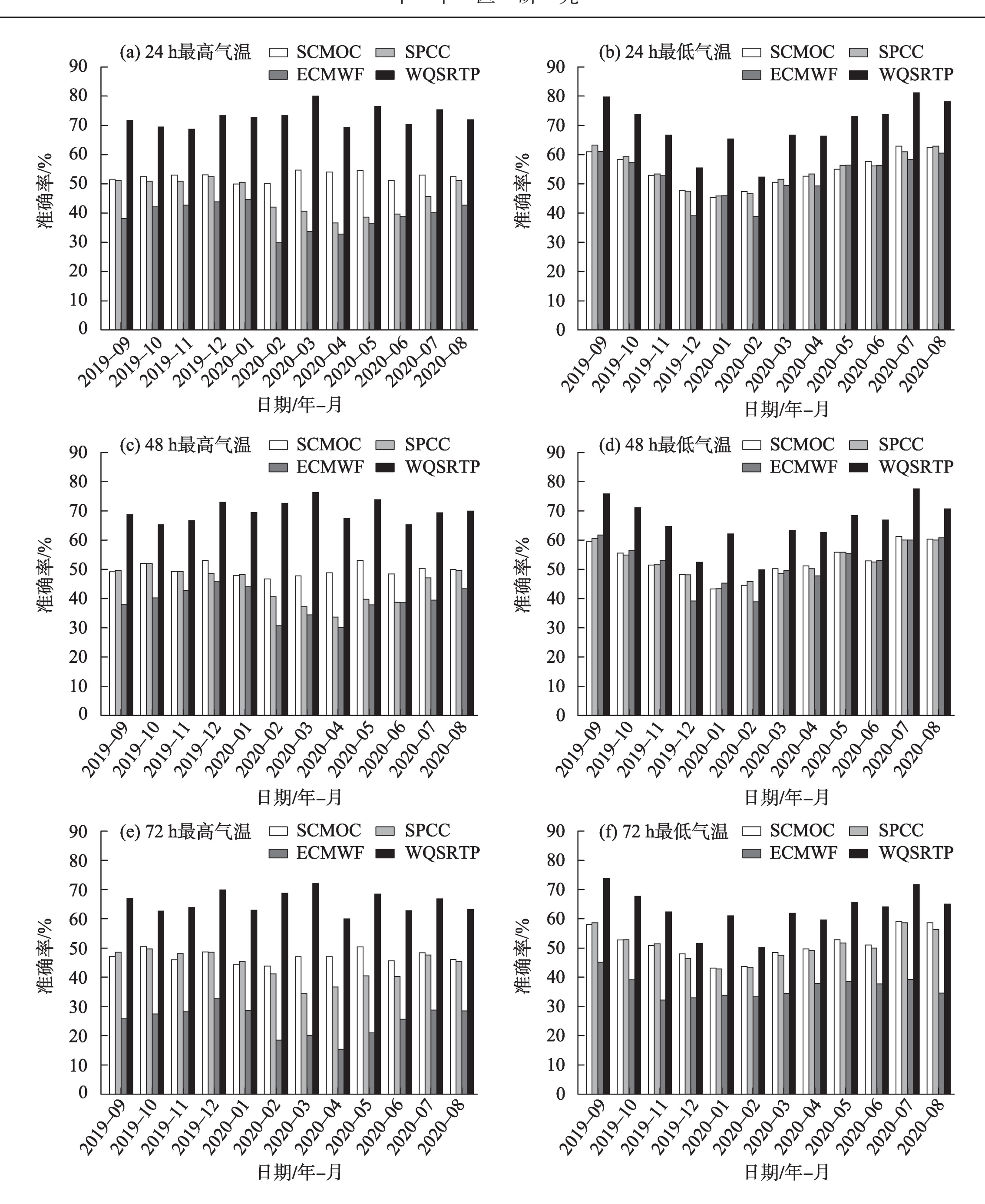


图3 四种预报产品24 h、48 h、72 h最高气温、最低气温的逐月平均预报准确率

Fig. 3 Monthly prediction accuracy of four forecast products 24 h, 48 h and 72 h maximum temperature and minimum temperature

MWF最高气温MAE跃增，均在4 ℃以上，最大为4月6.1 ℃。

2.2 误差空间分布

从上述分析中可以发现，SCMOC、SPCC、ECMWF与WQSRTP最高、最低气温产品的24 h时效预报效果最好(图3，图4)。因此，进一步分析24 h时效四种产品对甘肃省气温的预报能力。由四种预报产品24 h最高、最低气温预报准确率空间分布表明(图5、图6)，与其他三种产品相比，WQSRTP订正产品对甘肃省气温预报能力有显著提升，尤其是地形较为复杂的甘岷山区和祁连山区更为显著。WQSRTP最高气温的预报准确率在全省大部分地区均高于SCMOC，特别是甘岷山区东部预报准确率相较提高30%以上，但在甘南州西部个别站点及陇东南部分站点低于SCMOC；最低气温预报准确率在全省大部高于SCMOC，在甘岷山区部分地区提升40%以上。相对于SPCC，最高、最低气温准确率在全省大部分地区均有提升，最高气温准确率在祁连

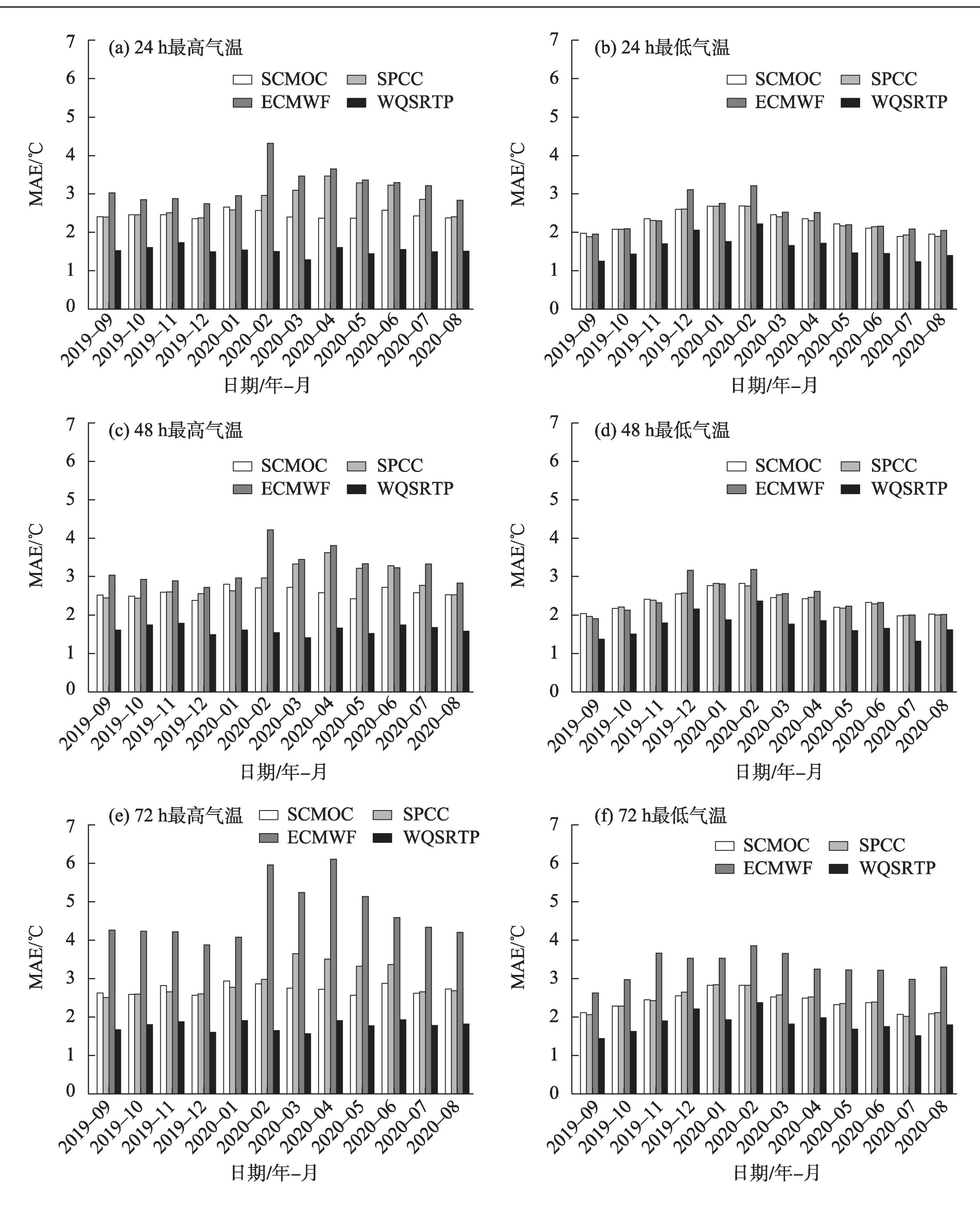


图4　四种预报产品24 h、48 h、72 h最高气温、最低气温的逐月均绝对误差

Fig. 4 Monthly MAE of four forecast products 24 h, 48 h and 72 h maximum temperature and minimum temperature

山区东部和甘岷山区部分地区提升显著，仅陇东南个别站点出现负的订正效果；最低气温预报准确率提升范围小于最高气温准确率提升范围。相对于ECMWF，部分地区气温预报准确提升在50%以上，个别地区站点到达70%以上，地形较为复杂的甘岷山区和祁连山区更为显著。WQSRTP最高气温订正产品在甘肃省河西地区的预报准确率高于河东地区，而最低气温订正产品则相反，其中最高气温预报准确率大于75%的大值区主要分布在河西地区，甘岷山区和陇东南局部地区预报准确率相对较低；最低气温预报准确率大于75%的大值区主要分布于河西中部和河东部分地区，甘岷山区东部的预报准确率相对较低。

从四种产品24 h最高、最低气温MAE空间分布可知（图7，图8），WQSRTP订正产品最高、最低气温的MAE最小，ECMWF的MAE最大，除个别站点外，WQSRTP订正产品的MAE均低于2 ℃；相对于省内其他地区，地形较为复杂的祁连山区、甘岷山

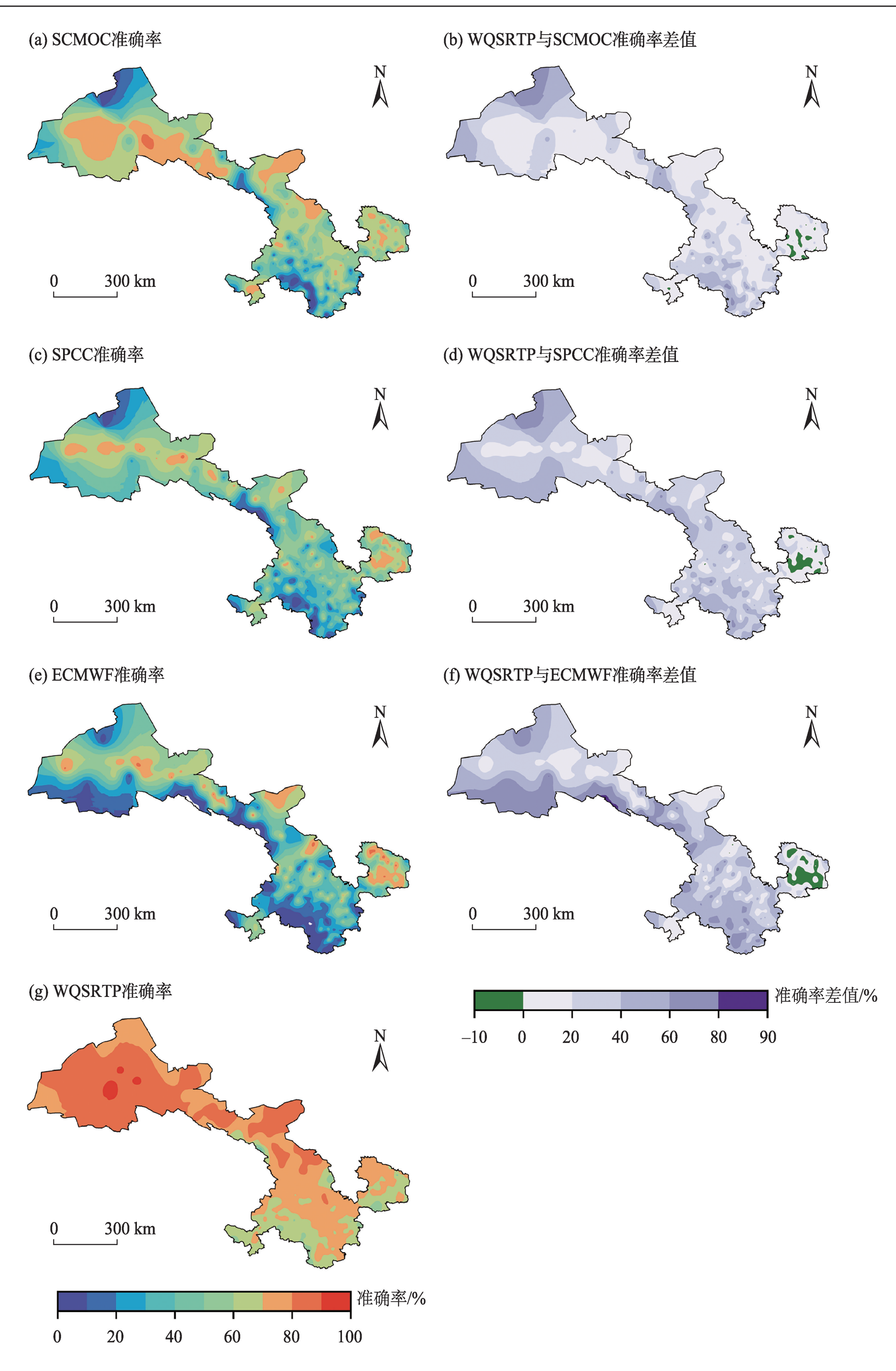


图5 四种预报产品24 h最高气温预报准确率分布

Fig. 5 Spatial distribution of 24 h maximum temperature forecast accuracy of four forecast products in Gansu Province

区的MAE偏大;SCMOC、SPCC和ECMWF最低气温预报产品的MAE较最高气温产品的MAE较小。相较于SCMOC产品的MAE,WQSRTP最高、最低气温产品的MAE在甘肃省大部分地区小于SCMOC产品的MAE,偏小站数占总站数的百分比分别为93.52%、85.29%,且甘岷山区部分站点MAE偏小

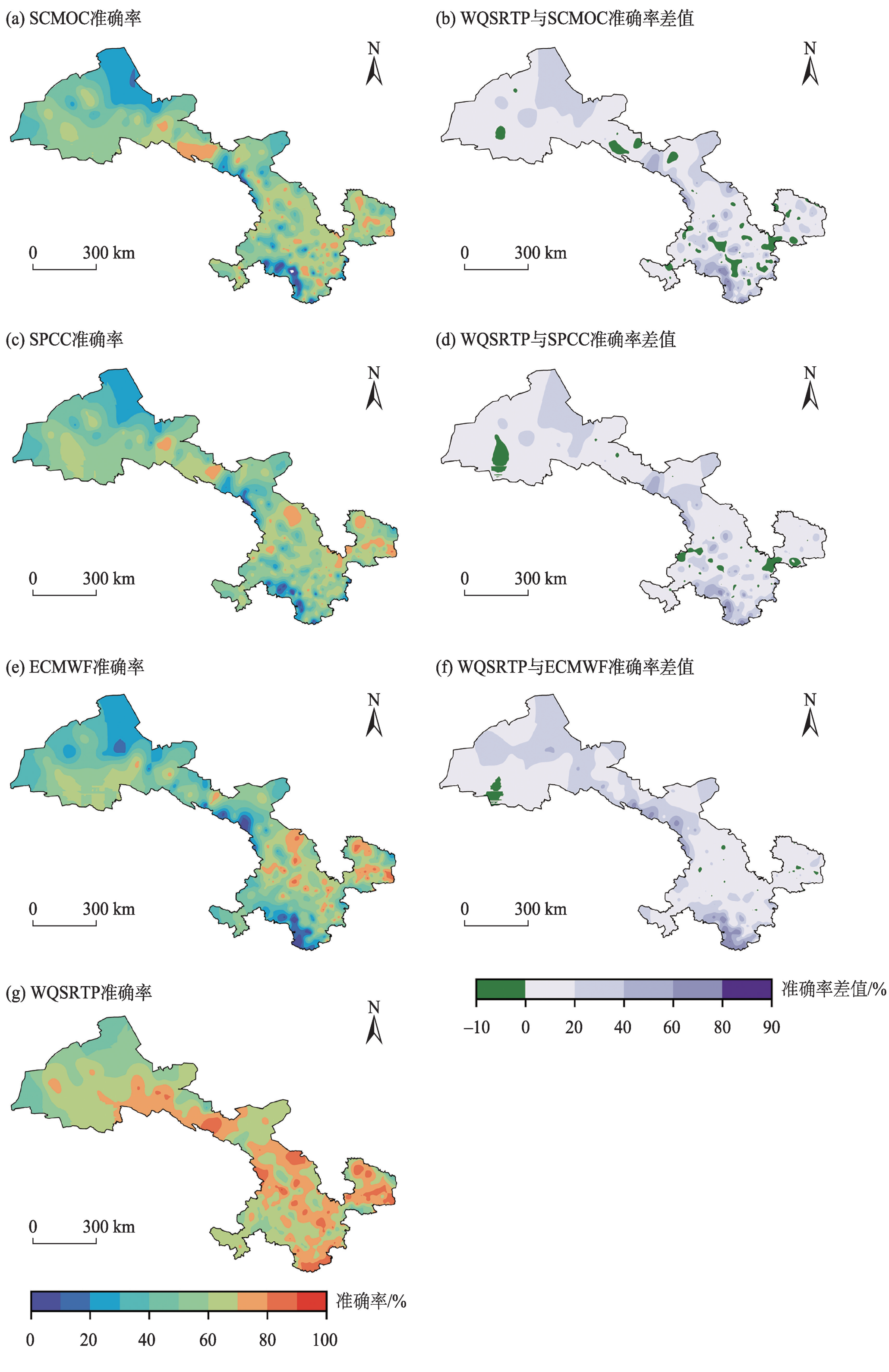


图6 四种预报产品24 h最低气温预报准确率分布

Fig. 6 Spatial distribution of 24 h minimum temperature forecast accuracy of four forecast products in Gansu Province

5 ℃以上,但在陇东南部分地区WQSRTP订正产品的MAE大于SCMOC产品的MAE(0.2 ℃)。相较于SPCC产品的MAE,WQSRTP最高、最低气温订正产品MEA较SPCC产品MAE较小站数占比为90.88%和86.47%,陇东南东部部分地区WQSRTP订正产品MAE偏大0.1 ℃。与ECMWF产品MAE相比,WQSRTP产品MAE均小于ECMWF产品MAE,且在地形复杂地区的祁连山区和甘岷山区的MAE相差

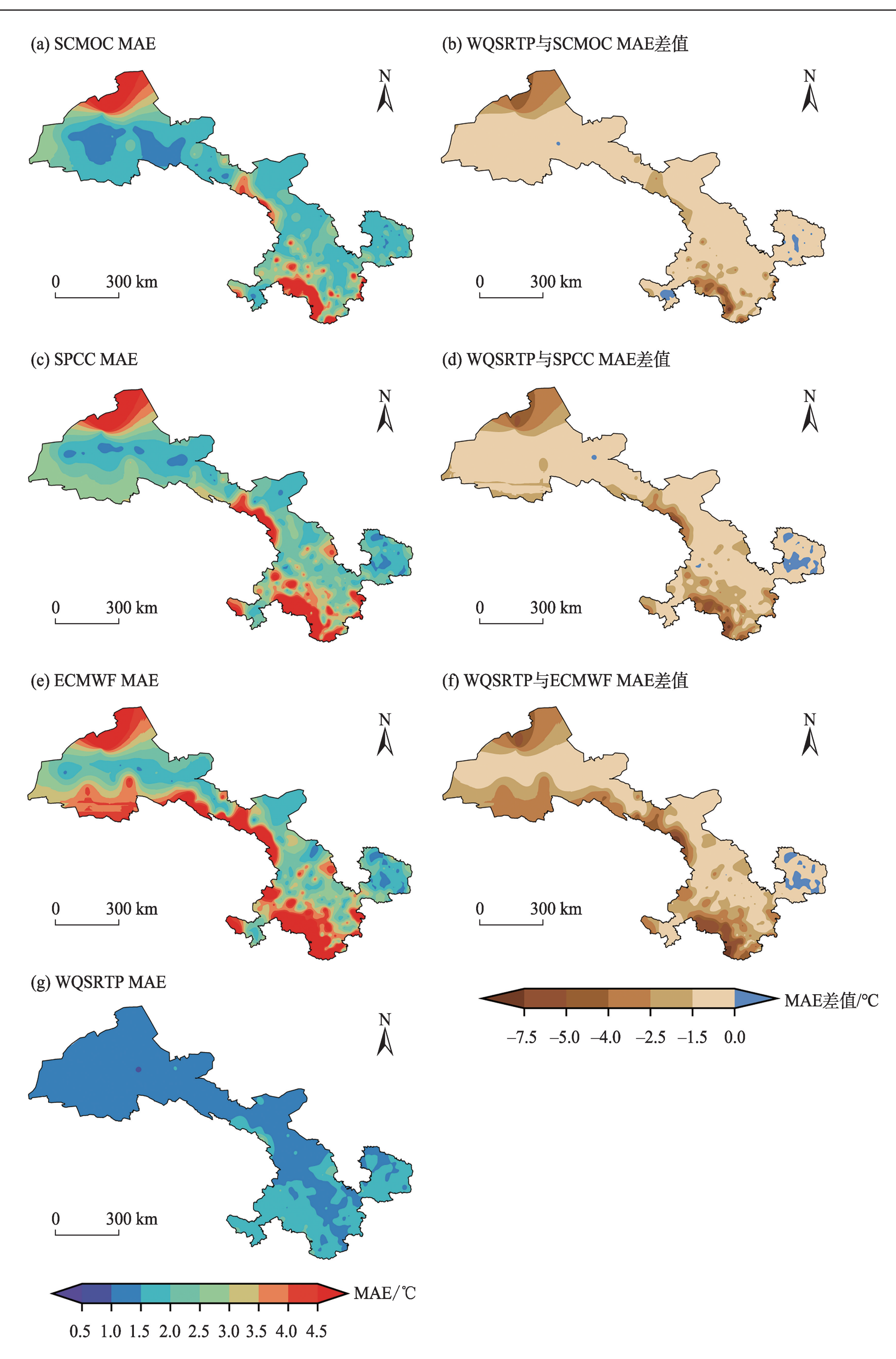


图7　四种预报产品24 h最高气温MAE分布

Fig. 7　Spatial distribution of 24 h maximum temperature MAE for four forecast products in Gansu Province

越大，部分站点MAE相差6 ℃以上，说明WQSRTP订正产品在复杂地形地区订正效果更为显著。

综上所述，WQSRTP订正产品对甘肃省气温预报能力提升作用显著，特别是模式气温产品预报偏差较大、准确率较低的地形复杂的祁连山区和甘岷山区，且最高气温的订正效果优于最低气温。另外，在SCMOC、SPCC产品预报能力优于WQSRTP订正产品的陇东南东部部分地区，仍需持续针对性进

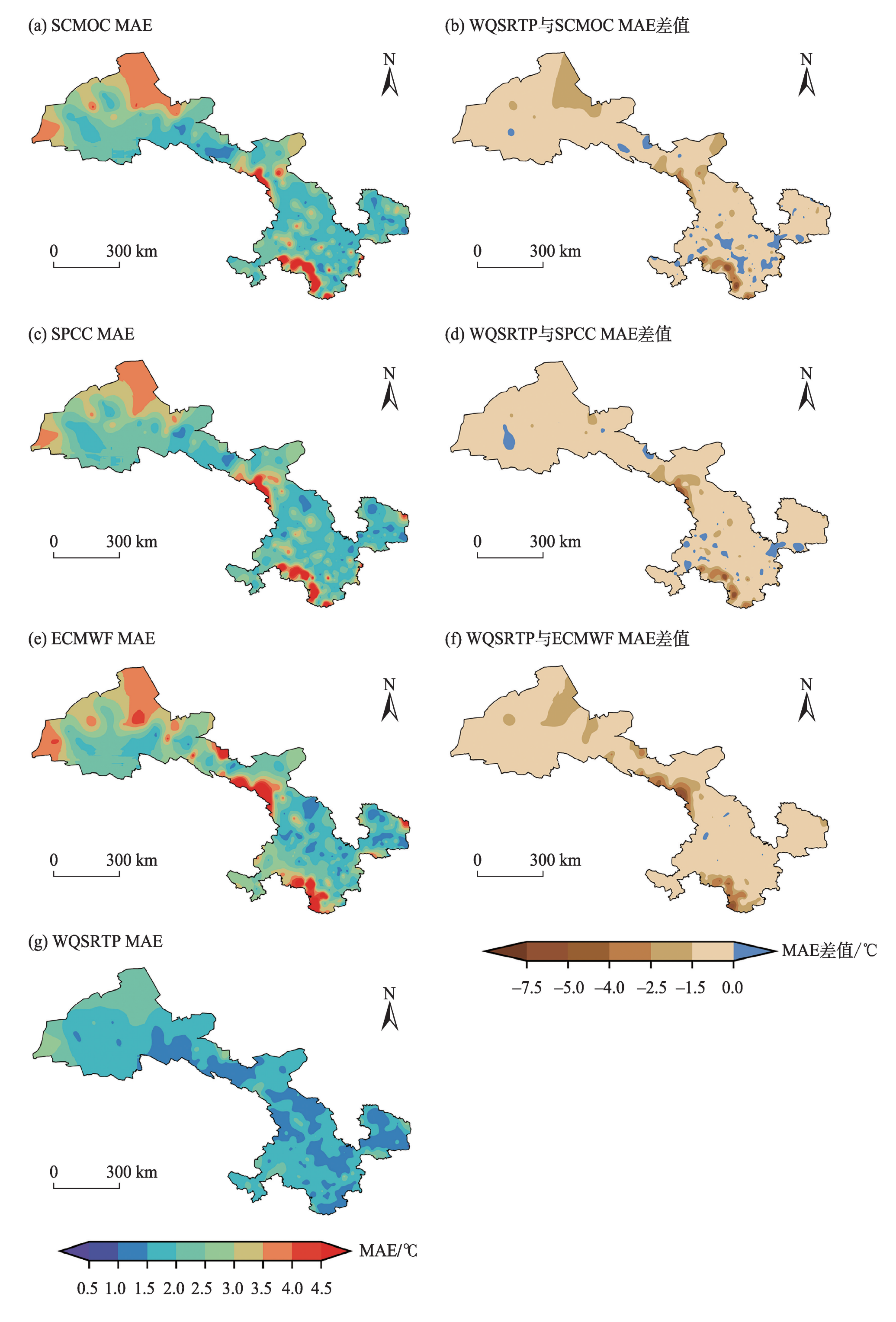


图8　四种预报产品24 h最低气温MAE分布

Fig. 8　Spatial distribution of 24 h minimum temperature MAE for four forecast products in Gansu Province

行订正技术研发以提升气温预报准确率。

3　讨 论

将预报员日常业务预报分析偏差订正的思路利用加权线性回归得以实现，即将MOS方法中建模使用的线性回归改进为加权线性回归。WQSRTP方法有效实现了对甘肃省最高、最低气温预报准确率提升的目地，大部分地区的预报准确率提升显著，MAE降低明显，但仍有个别站点的预报准确率相较SCMOC、SPCC、ECMWF数值预报产品偏低。

这可能与WQSRTP方法中所有站点的准对称滑动训练期均采用吴启树等[18]得到的30 d最佳训练日数有关。为了更进一步提高预报准确率,下一步可通过调整甘肃省不同站点的准对称滑动训练期的方法进行改进。WQSRTP方法与吴启树等[18]MOS方法的气温预报准率均会随着预报时效的增加而降低,但WQSRTP方法订正产品预报准确率随时效增加递减幅度相比更小,说明WQSRTP方法具有一定先进性。MOS方法订正后的福建省订正气温准确率高于甘肃省订正气温预报准确率是与数值模式预报产品在不同地区的预报性能密切相关,这充分说明客观订正方法仅能有限的订正数值预报偏差。同时,相较刘新伟等[9]利用ECMWF细网格气温数值预报产品基于小波低频周期滑动平均订正法生成的甘肃省气温客观订正产品,WQSRTP方法的最高气温订正产品在甘肃省大部分地区准确率较高,最低气温订正产品在地形较为复杂的甘岷山区和祁连山区准确率较高,表明利用不同客观订正方法对同一种数值预报产品的订正能力存在差异。近来年,国产CMA数值模式发展迅速,预报体系不断发展完善[22],本文未对国产数值模式产品进行订正分析,后续可对比分析同一地区同一订正方法对不同模式预报产品订正能力差异。随着数值模式产品和客观订正方法的不断发展,多种订正产品的集成方法研究已有一定进展[25-27],也可对不同方法订正的数值模式气温预报产品进行最优集成,提升客观预报融合应用水平,进一步提升气温预报准确率。

4 结 论

针对甘肃省复杂地形下数值模式气温预报准确率较低的问题,基于日常业务中常用的ECMWF细网格2 m最高、最低气温数值预报产品,研发甘肃省国家级考核站最高、最低气温WQSRPT订正技术,并生成相应的客观预报产品,并与SCMOC、SPCC和ECMWF预报产品进行对比,主要结论如下:

(1) WQSRTP方法能有效提升气温客观预报准确率,SCMOC、SPCC、ECMWF数值预报产品和WQSRTP订正产品对甘肃省国家级考核站最高、最低气温均具有一定的预报能力,但随着预报时效的增加,预报准确率逐渐降低,均方根误差和平均绝对误差逐渐增加,其中SCMOC、SPCC和ECMWF细网格产品对最高气温预报能力弱于最低气温,WQSRTP订正产品对最高气温的预报能力高于最低气温。

(2) 不同预报时效内,WQSRTP最高、最低气温订正产品预报准确率均高于其他三种产品。相较ECMWF细网格预报产品,WQSRTP产品24 h最高气温预报准确率提高了32.16%,24 h最低气温预报准确率提高了15.48%。WQSRTP产品相对其他三种最高、最低气温预报产品均为正技巧,最高气温订正技巧高于最低气温。

(3) 四种预报产品的最高气温预报准确率没有明显的月际变化,最低气温预报准确率月际变化较明显,7—9月较高,12月—次年2月较低。逐月WQSRTP订正产品预报准确率在四种产品中均最高,MAE均最低。

(4) 误差空间分布表明,SCMOC、SPCC和ECMWF细网格最高、最低气温产品在地形复杂的祁连山区和甘岷山区预报偏差较大,准确率较低,WQSRTP订正产品则在上述地区显著提升了最高、最低气温预报准确率,有效降低了MAE,且最高气温订正效果优于最低气温。

参考文献(References):

[1] 矫梅燕. 天气业务的现代化发展[J]. 气象, 2010, 36(7): 1-4. [Jiao Meiyan. Modernization process of weather forecast[J]. Meteorological Monthly, 2010, 36(7): 1-4.]

[2] 金荣花, 代刊, 赵瑞霞, 等. 我国无缝隙精细化网格天气预报技术进展与挑战[J]. 气象, 2019, 45(4): 445-457. [Jin Ronghua, Dai Kan, Zhao Ruixia, et al. Progress and challenge of seamless fine gridded weather forecasting technology in China[J]. Meteorological Monthly, 2019, 45(4): 445-457.]

[3] 韦青, 代刊, 林建, 等. 2016—2018年全国智能网格降水及温度预报检验评估[J]. 气象, 2020, 46(10): 1272-1285. [Wei Qing, Dai Kan, Lin Jian, et al. Evaluation on the 2016-2018 fine gridded precipitation and temperature forecasting[J]. Meteorological Monthly, 2020, 46(10): 1272-1285.]

[4] 赵滨, 张博. 一种2 m温度误差订正方法在复杂地形区数值预报中的应用[J]. 大气科学学报, 2018, 41(5): 657-667. [Zhao Bin, Zhang Bo. Application of a bias correction scheme for 2-meter temperature levels over complex terrain[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2018, 41(5): 657-667.]

[5] 刘还珠, 赵声蓉, 陆志善, 等. 国家气象中心气象要素的客观预报——MOS系统[J]. 应用气象学报, 2004, 15(2): 181-191. [Liu

Huanzhu, Zhao Shengrong, Lu Zhishan, et al. Objective element forecasts at NMC——a MOS system[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2004, 15(2): 181–191.]

[6] 佟华, 郭品文, 朱跃建, 等. 基于大尺度模式产品的误差订正与统计降尺度气象要素预报技术[J]. 气象, 2014, 40(1): 66–75. [Tong Hua, Guo Pinwen, Zhu Yuejian, et al. Bias correction and statistical downscaling meteorological parameters forecast technique based on large-scale numerical model products[J]. Meteorological Monthly, 2014, 40(1): 66–75.]

[7] 智协飞, 黄闻. 基于卡尔曼滤波的中国区域气温和降水的多模式集成预报[J]. 大气科学学报, 2019, 42(2): 197–206. [Zhi Xiefei, Huang Wen. Multimodel ensemble forecasts of surface air temperature and precipitation over China by using Kalman filter[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2019, 42(2): 197–206.]

[8] 刘新伟, 段伯隆, 黄武斌, 等. 基于小波分析的客观预报方法在智能网格高低温预报中的应用[J]. 大气科学学报, 2020, 43(3): 577–584. [Liu Xinwei, Duan Bolong, Huang Wubin, et al. Application of objective prediction method based on wavelet analysis in intelligent grid high and low temperature prediction[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2020, 43(3): 577–584.]

[9] 刘新伟, 刘娜, 段明铿, 等. 基于小波分析的西北区智能网格气温客观预报方法的检验评估[J]. 大气科学学报, 2020, 43(4): 673–686. [Liu Xinwei, Liu Na, Duan Mingkeng, et al. Test and evaluation of northwest intelligent grid temperature objective prediction method based on wavelet analysis[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2020, 43(4): 673–686.]

[10] Li Haochen, Yu Chen, Xia Jiangjiang, et al. A model output machine learning method for grid temperature forecasts in the Beijing Area[J]. Advances in Atmospheric Sciences, 2019, 36(10): 1156–1170.

[11] 陈昱文, 黄小猛, 李熠, 等. 基于ECMWF产品的站点气温预报集成学习误差订正[J]. 应用气象学报, 2020, 31(4): 494–503. [Chen Yuwen, Huang Xiaomeng, Li Yi, et al. Ensemble learning for bias correction of station temperature forecast based on ECMWF products[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2020, 31(4): 494–503.]

[12] 智协飞, 王田, 季焱. 基于深度学习的中国地面气温的多模式集成预报研究[J]. 大气科学学报, 2020, 43(3): 435–446. [Zhi Xiefei, Wang Tian, Ji Yan. Multimodel ensemble forecasts of surface air temperature over China based on deep learning approach[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2020, 43(3): 435–446.]

[13] Glahn H R, Lowry D A. The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 1972, 11(8): 1203–1211.

[14] 王丹, 王建鹏, 白庆梅, 等. 递减平均法与一元线性回归法对ECMWF温度预报订正能力对比[J]. 气象, 2019, 45(9): 1310–1321. [Wang Dan, Wang Jianpeng, Bai Qingmei, et al. Comparative correction of air temperature forecast from ECMWF model by the decaying averaging and the simple linear regression methods [J]. Meteorological Monthly, 2019, 45(9): 1310–1321.]

[15] 盛春岩, 范苏丹, 荣艳敏, 等. 几种气温客观预报方法对比及最优集成预报研究[J]. 气象, 2020, 46(10): 1351–1361. [Sheng Chunyan, Fan Sudan, Rong Yanmin, et al. Comparison of several objective methods and optimal consensus forecast study of temperature[J]. Meteorological Monthly, 2020, 46(10): 1351–1361.]

[16] 薛谌彬, 陈娴, 张瑛, 等. ECMWF高分辨率模式2 m温度预报误差订正方法研究[J]. 气象, 2019, 45(6): 831–842. [Xue Chenbin, Chen Xian, Zhang Ying, et al. Bias correction method for 2 m temperature forecast of ECMWF high resolution medel[J]. Meteorological Monthly, 2019, 45(6): 831–842.]

[17] 蔡凝昊, 俞剑蔚. 基于数值模式误差分析的气温预报方法[J]. 大气科学学报, 2019, 42(6): 864–873. [Cai Ninghao, Yu Jianwei. Temperature forecasting method based on numerical model bias analysis[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2019, 42(6): 864–873.]

[18] 吴启树, 韩美, 郭弘, 等. MOS温度预报中最优训练期方案[J]. 应用气象学报, 2016, 27(4): 426–434. [Wu Qishu, Han Mei, Guo Hong, et al. The optimal training period scheme of MOS temperature forecast[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2016, 27(4): 426–434.]

[19] 何珊珊, 蓝盈, 戚云枫. GRAPES-GFS模式2 m温度预报的最优时窗滑动订正方法[J]. 气象科技, 2021, 49(5): 746–753. [He Shanshan, Lan Ying, Qi Yunfeng. Moving average of optimal time-window method for 2 m temperature forecast correction of GRAPES-GFS[J]. Meteorological Science and Technology, 2021, 49(5): 746–753.]

[20] 师春香, 潘旸, 谷军霞, 等. 多源气象数据融合格点实况产品研制进展[J]. 气象学报, 2019, 77(4): 774–783. [Shi Chunxiang, Pan Yang, Gu Junxia, et al. A review of multi-source meteorological data fusion products[J]. Acta Meteorological Sinica, 2019, 77(4): 774–783.]

[21] 曾晓青, 薛峰, 赵瑞霞, 等. 几种格点化温度滚动订正预报方案对比研究[J]. 气象, 2019, 45(7): 1009–1018. [Zeng Xiaoqing, Xue Feng, Zhao Ruixia, et al. Comparison study on several grid temperature rolling correction forecasting schemes[J]. Meteorological Monthly, 2019, 45(7): 1009–1018.]

[22] 沈学顺, 王建捷, 李泽椿, 等. 中国数值天气预报的自主创新发展[J]. 气象学报, 2020, 78(3): 451–476. [Shen Xueshun, Wang Jianjie, Li Zechun, et al. China's independent and innovative development of numerical weather prediction[J]. Acta Meteorological Sinica, 2020, 78(3): 451–476.]

[23] 张红丽, 韩富强, 张良, 等. 西北地区气候暖湿化空间与季节差异分析[J]. 干旱区研究, 2023, 40(4): 517–531. [Zhang Hongli, Han Fuqiang, Zhang Liang, et al. Analysis of spatial and seasonal variations in climate warming and humidification in Northwest China[J]. Arid Zone Research, 2023, 40(4): 517–531.]

[24] 杨维涛, 孙建国, 马恒利, 等. 地貌形态多尺度综合分类方法[J]. 干旱区研究, 2022, 39(2): 638–645. [Yang Weitao, Sun Jianguo, Ma Hengli, et al. A multi-scale integrated classification method

for landforms[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(2): 638−645.]

[25] 周海, 秦昊, 吉璐莹, 等. 地面气象要素多模式集成预报研究进展[J]. 大气科学学报, 2022, 45(6): 815−825. [Zhou Hai, Qin Hao, Ji Luying, et al. Research progresses of multimodel ensemble forecast of surface meteorological elements[J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2022, 45(6): 815−825.]

[26] 陈昱文, 黄小猛, 李熠, 等. 基于ECMWF产品的站点气温预报集成学习误差订正[J]. 应用气象学报, 2020, 31(4): 494−503. [Chen Yuwen, Huang Xiaomeng, Li Yi, et al. Ensemble learning for bias correction of station temperature forecast based on ECMWF products[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2020, 31(4): 494−503.]

[27] 佟华, 张玉涛, 齐倩倩, 等. 基于CMA模式体系的京津冀地区复杂地形下冬季的精细化地面要素多模式集成预报研究[J]. 气象, 2022, 48(12): 1539−1549. [Tong Hua, Zhang Yutao, Qi Qianqian, et al. The multi-model blending forecasts of near-surface parameters based on CMA model system[J]. Meteorological Monthly, 2022, 48(12): 1539−1549.]

Application of WQSRTP method in objective forecast of high and low temperature in Gansu Province

WANG Jixin[1], LI Qian[1], LI Han[2], ZHANG Junxia[1], LIU Xinyu[3]

(1. Lanzhou Central Meteorological Observatory, Lanzhou 730020, Gansu, China; 2. Henan Meteorological Observatory, Zhengzhou 450003, Henan, China; 3. Jiuquan Meteorological Bureau, Jiuquan 735000, Gansu, China)

Abstract: Based on the ECMWF fine grid numerical prediction product and the temperature observation data of the national assessment station, the weighted quasi-symmetric running training period method (WQSRTP) was used to generate the maximum (low) objective product of the smart grid in Gansu Province. The results were compared with the smart grid guidance forecast product (SCMOC) of China Meteorological Administration and the urban grid forecast product (SPCC) of Gansu Province. The results show that the WQSRTP correction method can significantly improve the ability to predict the 24 h maximum (low) temperature of the ECMWF fine grid numerical model, and the predictive accuracy of the 24 h maximum and minimum temperatures increased by 32.16% and 15.48%, respectively. Compared with SCMOC, SPCC, and ECMWF, the modified WQSRTP products are positive correction techniques, and the modified ability of maximum temperature is better than that of minimum temperature. According to the spatial error test, the WQSRTP correction method can effectively improve the accuracy of maximum (low) temperature forecast in the Qilian Mountains and the Southwest Mountains, and significantly reduce the mean absolute error. Moreover, the effect of correction for predicting the maximum temperature is better than that of minimum temperature.

Keywords: high and low temperature forecast; correction skills; accuracy rate; Gansu